

衛星画像を用いた類似画像検索における転移学習の適用

Application of Transfer Learning in Similar Image Search using Satellite Image Data

森 一真^{*1} 山口 崇志^{*1} マッキン ケネスジェームス^{*1} 永井 保夫^{*1}
 Kazuma Mori Takashi Yamaguchi Kenneth J. Mackin Yasuo Nagai

^{*1} 東京情報大学 総合情報学部 情報システム学科
 Department of Information Systems, Tokyo University of Information Sciences

Remote sensing of the earth surface using satellite sensor data is one of the most important methods for global environmental monitoring. In remote sensing fields, Similar image search is an important problem to monitor physical changes of the earth's surface caused by human or nature. However, long calculation time is required for similar image search in satellite data due to the very large search space. To solve this problem, we proposed an application of transfer learning using previous search results in order to improve calculation time for the similar image search.

1. はじめに

リモートセンシングは環境変化の観測において重要な手法である。特に、衛星画像による類似画像検索は地表の物理的な形状の変化を観測・検出することが出来るため、重要になっている。遺伝的アルゴリズム(GA)を用いた類似画像検索が過去に研究にされているが[Nunohiro 06], 類似画像検索では新たな画像が入力された場合に最初から検索を行う点や比較的大きな問題空間によって多くの検索時間を要することが問題となっている。そこで、より検索時間を短縮するため、本研究では衛星画像を用いた類似画像検索に対して、過去の探索結果を用いた転移学習の適用を提案する。転移学習は、問題を解く際に別のドメインの知識やデータを利用し、学習効率の向上や知識やデータの欠損を補う事が出来るメタ学習である[Pan 10] [神寫 10]。提案手法では画像のピクセルデータの類似性に着目し、過去の入力画像の学習結果を類似した画像の探索に利用することで検索速度の向上を図る。本研究では、Particle Swarm Optimization(PSO)をもとに、粒子のグループによって広域的に探索を行う手法[森 11]に転移学習を適用した。実験では、探索過程において高い適合度の解が得られる世代及び計算時間を求めることで提案手法の有効性について検証した。

2. 類似画像検索における転移学習

2.1 転移学習

特徴空間 χ , 周辺確率分布 $P(X)$, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \chi$ が与えられ、問題に対するドメイン $D = \{\chi, P(X)\}$ が定義されているとする。転移学習では元ドメイン D_s が目標ドメイン D_t と同じではなくとも、例えば特徴空間でのデータの分布が似ている等といった何らかの関連性を持っているならば、元ドメインの学習結果を再利用することで学習効率の向上や知識やデータの欠損を補う事が可能である[Pan 10] [神寫 10]。特に共通因子がある複数のタスクがある場合に共通因子のノイズがタスク間で緩和されることで学習が容易になることや、各タスクに複数の局所解がある場合は共通の局所解が選ばれやすくなることなどが転移学習が成功する理由として挙げられている[神寫 10]。しかし、適切な学習結果の転移を行うためには、図 1 で表されているような両ド

メイン間において何を共通の知識・関連性として定義するかが重要となっている。加えて、ある程度ドメインや分布が類似していることを想定しているが、この類似性を形式的に定義することは難しい。

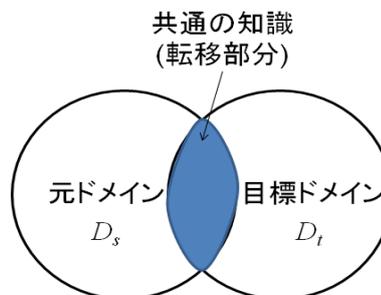


図 1 両ドメイン間での転移部分の関係

2.2 類似画像検索の定義と転移学習の応用

本研究における類似画像検索は全体画像から与えられた島や地形といった局所的な区域を探し出す問題である。本研究では検索画像上のある形状を識別しマッチングを行っているため、非類似度が最小になるようなアフィン写像のパラメータを求める最適化問題として定義した。そのため、探索するパラメータは、画像の位置(2次元座標 tx 及び ty), 拡大率 $scale$, 回転率 $angle$ の4変数となっている。適合度 f の計算は各ピクセル毎のグレースケールの値の差分をとって計算されている。適合度の計算式は式(1)で表される。

$$f = 1.0 - \left(\sum_j \sum_l |img1_{jl} - img2_{jl}| \right) / y \cdot z \cdot max \quad (1)$$

ここで、 $img1$ は目的画像のグレースケールの値、 $img2$ は入力画像のグレースケールの値、 max は各色の最大値であり通常は255の値、 y 及び z は入力画像の幅及び高さとなっている。

加えて、各ピクセルのRGB値からグレースケールの値への変換式は式(2)で表される。

$$gray = 0.299 \cdot R + 0.587 \cdot G + 0.114 \cdot B \quad (2)$$

ここで、 $gray$ はグレースケールの値、 R, G, B はそれぞれ赤、緑、青の値であり、0.299, 0.587, 0.114の定数はRGB値からグレースケールの値を計算するための参考文献[Kashino 00]で定義されている値となっている。

連絡先: 森 一真, 東京情報大学 総合情報学部 情報システム学科, 〒265-8501 千葉県千葉市若葉区御成台 4-1, TEL/ FAX (043)236-1329, g11007km@edu.tuis.ac.jp

図 2 は、本実験で用いた全体画像、過去に学習する画像(学習画像 1~3)、検索対象である目的画像を表している。本実験では過去の学習結果を変えずに、新たな画像の検索を行う。その際の初期値としてランダム、学習画像 1 の学習結果を利用したもの、学習画像 2 の学習結果を利用したもの、学習画像 3 の学習結果を利用したものの 4 通りの場合について検証した。

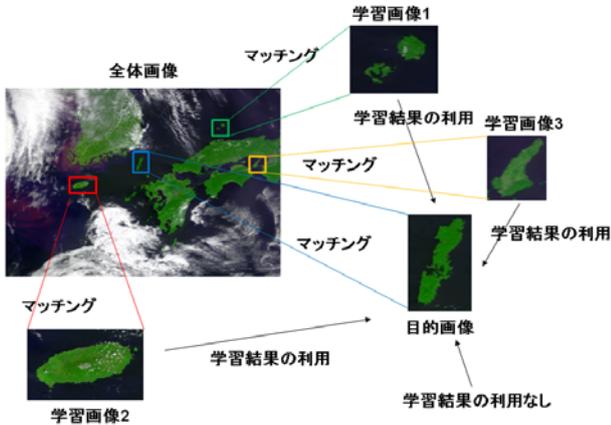


図 2 本実験での類似画像検索

また、衛星画像を用いた類似画像検索において、衛星画像は色の配列パターンなどのようにピクセルデータの類似性がある。画像が逐次入力される環境においては、過去の検索画像と新たな入力画像の問題空間は異なっている。しかし、過去の検索画像と新たな入力画像が類似していた場合、過去の検索画像での局所解及び最適解が新たな検索画像の局所解及び最適解となっている、もしくはその付近である可能性が高いと想定される。本研究では、ピクセルデータの類似性により発生する問題空間における局所解及び最適解の分布を図 3 で表されるように 2 つの異なるドメイン間での共通項として定義した。

局所解・最適解の分布
(共通の知識)

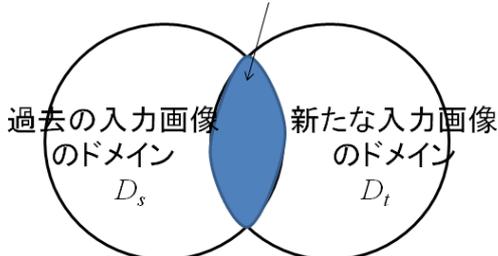


図 3 類似画像検索における転移部分の関係

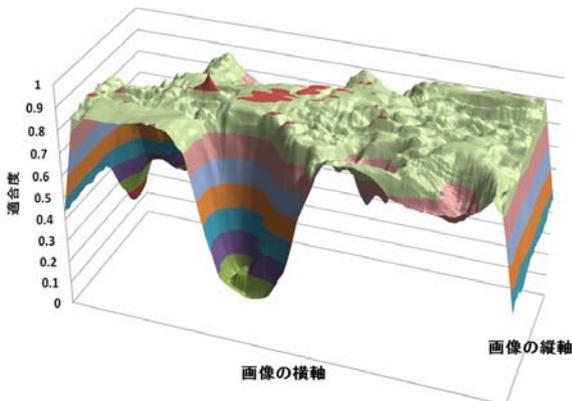


図 4 学習画像 2 の適合度の分布(回転率変更なし)

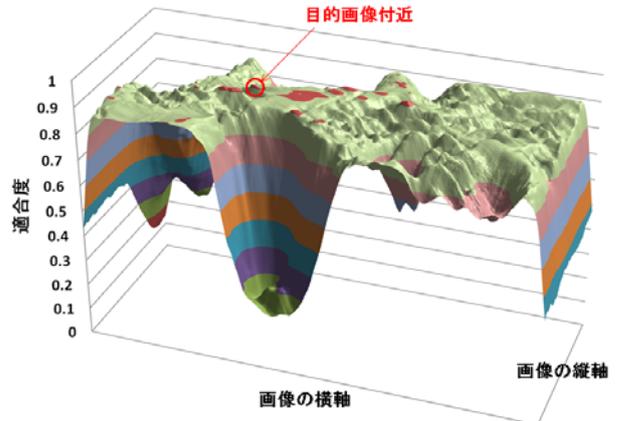


図 5 学習画像 2 の適合度の分布(回転率変更)

また、図 4 及び図 5 は本実験で用いた学習画像 2 の適合度の分布を表したグラフである。図 4 では回転率はそのまま、図 5 では回転率を変更したものである。ここで、図 5 において、今回の目的画像の位置付近の適合度が高くなっている。このことから、学習画像 2 の学習結果を転移することで、目的画像の探索に対して効率化されるのではないかと推測される。

3. Particle Swarm Optimization における類似画像検索

PSO は進化計算手法の一種であり、粒子毎の情報と群れとしての情報を基に探索方向を決定する[Polli 07]。PSO は世代を経ることで最良解付近へと粒子が集まりながら探索していくため、他の進化計算手法に比べ、収束速度が速いことがメリットとして挙げられる。また、PSO の多様化を実現するため、得られた適合度を基に粒子の順位付けを行い、順位に基づき形成された異なる働きを持つグループ間で探索を行う手法(PPSO)が提案されている[杉本 10]。

本研究では、類似画像検索に対してより粒子群を広く空間に分布させ、新たな問題空間及び問題空間の変化に対応可能にするグループ探索型 PSO を提案した[森 11]。提案手法では、PPSO の適合度に応じたグループの構築の考え方に基づき、より粒子群を広く空間に分布させ、新たな問題空間及び問題空間の変化に対応可能にすることを考える。グループ構成の際、上位のグループの粒子は良い適合度の解付近を局所的に探索し、下位のグループの粒子は自身のグループの重心及びグループ全体の重心から離れることで広域的な探索を行う。具体的には、 d 次元の問題空間上の粒子 i の移動量 $\mathbf{v}_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}\}$, ($\mathbf{v}_i \in R^d$) を変更することで探索を行う。提案手法では、PPSO の移動量の定義に、式(3)で定義された $h(t)$ を追加した。

$$h(t) = c_1 \cdot a(k) \cdot \mathbf{r}_1 \cdot (\mathbf{p}_i(t) - \bar{\mathbf{p}}_k(t)) + c_2 \cdot b(k) \cdot \mathbf{r}_2 \cdot (\mathbf{p}_i(t) - \bar{\mathbf{p}}_g(t)) \quad (3)$$

$\mathbf{p}_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}\}$, ($\mathbf{p}_i \in R^d$) は粒子 i の位置、 c_1 及び c_2 は各探索方向のベクトルに対する重み、 \mathbf{r}_1 及び \mathbf{r}_2 は 0 から 1 までのランダムな値のベクトル、 $\bar{\mathbf{p}}_k$ はグループ k の重心、 $\bar{\mathbf{p}}_g$ はグループ全体の重心、 t は世代をそれぞれ表している。また、 $a(k)$ 及び $b(k)$ は上位グループから下位グループの順に単調増加する関数の値であり、0~1 の範囲の値をとる。

提案手法における粒子は、局所的な解に至るグループと、問題空間に対して広域的に分布するグループに分かれる。提案

手法はグループ単位で分布する特徴により、過去の学習結果を利用し初期値を決定する。これにより、過去の画像と類似性の高い画像が入力されたとき、グループが新たな最適解付近に点在する可能性が高いと考えられる。そのため、提案手法では類似画像検索において、過去の学習結果を利用する転移学習を取り入れる事で、新たな入力画像が与えられた時に高い適合度の解をより少ない時間で見つけれられるという利点がある。また、転移学習を適用する場合、問題におけるドメインや分布の類似度が重要となってくるが類似度を測るには形式的な定義に加え、問題空間によっては多くの計算時間を要する。提案手法では、PSO の収束性によって類似性をブラックボックス化しても高い適合度の解を得られる探索を行える利点も存在する。

4. 実験

4.1 実験での類似画像検索の流れ

本実験での類似画像検索の流れを図 6 に示す。学習画像を用いる場合では、初期値の設定の前に学習画像の学習が転移学習ステップとして行われる。その後、学習結果を用いて初期値の設定が行われ、目的画像の探索に移る流れとなっている(a)。

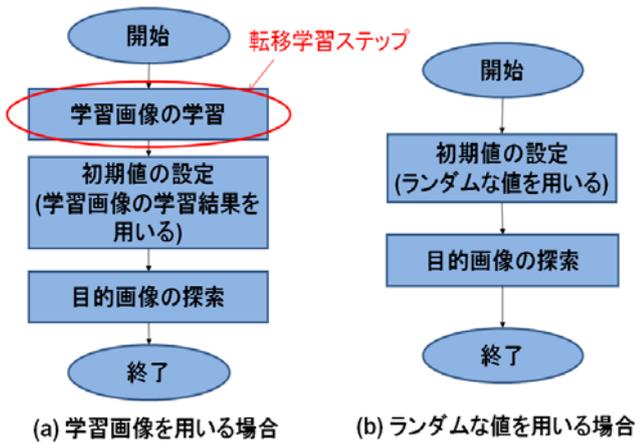


図 6 本実験での類似画像検索の流れ

また、本実験では転移学習適用の評価に加え、転移学習適用しない初期値設定での提案 PSO 手法の探索能力についても評価を行うため、既存研究[Nunohiro 06]で用いられている遺伝的アルゴリズム(GA)との比較をランダムな初期値を用いて評価を行った(b)。

4.2 実験結果

図 7 は、初期値をランダムで決定した提案手法及び GA の計算時間毎の適合度の変化を表したグラフである。提案手法はより早い計算時間で、より高い適合度の解が得られている事が分かる。このことから、提案手法は GA に比べ収束速度の速さ及び広域的な探索の点で有効的であるといえる。

図 8 は、提案手法での各初期値に対する目的画像の適合度の変化を表したグラフである。特に、学習画像 2 を用いた場合、初期値をランダムで設定した場合より早い世代でより高い適合度の解が得られている事がわかる。しかし、学習画像 1 及び学習画像 3 を用いた場合、ランダムで初期値を設定した場合より若干探索効率が下がっている事が分かる。これにより、適切な学習画像による学習結果の選定の必要性があると考えられる。

また、図 9 はピクセルデータにおける各グレースケールの値のヒストグラムとなっている。ヒストグラムは画像の類似性を測る簡便な手法として用いられている。このヒストグラムから各グレースケールの値毎の度数の差分を取って目的画像との類似性を調べたところ、学習画像 2 が最も度数の差分が少なく、目的画像と近いことがわかった。この結果から、学習画像 2 の学習結果が目的画像の探索に良い影響を与え、提案手法は過去の画像の学習結果を用いる事で、より効率的な探索が行う事が出来たと考えられる。

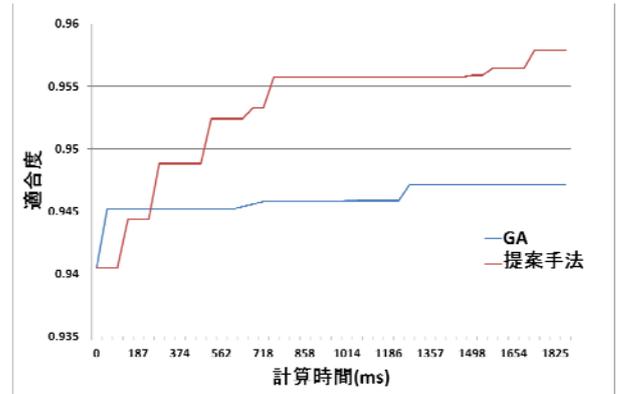


図 7 提案手法及び GA の計算時間毎の適合度の変化

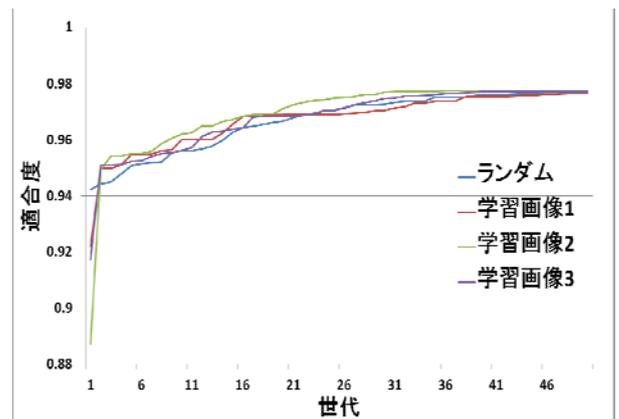


図 8 提案手法での各初期値に対する適合度の変化

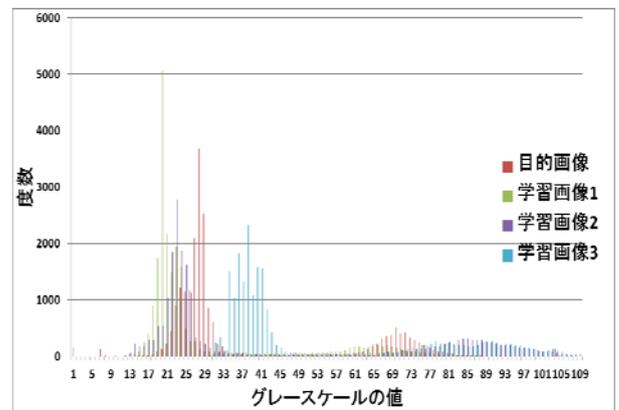


図 9 各グレースケールの値のヒストグラム

5. まとめ

本研究では、衛星画像を用いた類似画像検索において、探索速度の向上を図るために転移学習の適応を提案し、その有効性を検証した。実験結果から、提案手法は適切な過去の画像の学習結果を用いることでより早い世代で高い適合度の解が

得られることが明らかになった。しかし、適切な学習画像を用いなければ逆に探索効率の低下を引き起こす場合もあることが明らかとなった。

転移学習の分野において2つの異なるドメイン間で転移するための知識・関連性の定義が不適切であれば、かえって学習効率が低下する「負の転移」が生じてしまう[Rosenstein 05]。本研究においても、適切な学習画像を用いれば学習効率が向上したが、逆に「負の転移」が発生し学習効率が低下した結果も確認されている。このような結果を踏まえ、今後は転移学習で用いる過去の最適な学習結果の選択法について検討していく。

参考文献

- [Nunohiro 06] Nunohiro, E., Katayama, K., Mackin, K. J., Ohiro, M., Yamasaki, K.: Image Match Search System using Distributed Genetic Algorithm, SCIS&ISIS 2006, pp.1536-1541 (2006)
- [Pan 10] Pan, S. J., and Yang, Q.: A Survey on Transfer Learning, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol.22, no.10, pp.1345-1359 (2010)
- [神寫 10] 神寫敏弘: 転移学習, 人工知能学会誌, Vol.25, No.4, pp.572-580, (2010)
- [森 11] 森 一真, 山口 崇志, マッキンケネスジェームス, 永井 保夫: 動的問題のための Particle Swarm Optimization における共生モデルの適用, FIT 2011 第10回情報科学技術フォーラム講演論文集, vol.10, pp.469-470 (2011)
- [Kashino 00] Kashino, K., Kurozu mi, T., Murase H.: Quick AND/OR Search for Multimedia Signals Based on Histogram Features, The transactions of the institute of electronics, information and communication engineers D-II, vol.J83- D-II, no.12, pp.2735-2744 (2000)
- [杉本 10] 杉本雅樹, 松下春奈, 西尾芳文: 複数の異なる働きを持つ集団からなる粒子群最適化手法, 電子情報通信学会非線形問題研究会&回路とシステム研究会 技術報告, vol.NLP2010&CAS2010, no.54&38, pp.31-34, (2010)
- [Poli 07] Poli, R., Kennedy, J., and Blackwell, T.: Particle swarm optimization An overview, Swarm Intelligence, Springer, vol.1, no.1, pp.33-57 (2007)
- [Rosenstein 05] Rosenstein, M. T., Marx, Z., Kaelbling, L. P., and Dietterich, T. G.: To Transfer or Not To Transfer, in NIPS-2005 Workshop on Inductive Transfer: 10 Years Later (2005)